

一种基于选择的多目标遗传算法*

张 雷,孟朝霞

(运城学院 公共计算机教学部,山西 运城 044000)

摘要: 利用遗传算法对多目标问题进行优化时,得到的 Pareto 解在目标空间中为均匀分布,但有时希望能在目标空间的某个区域内产生比较稠密的 Pareto 解。针对这一问题,提出一种基于选择的多目标遗传算法,该算法在遗传操作过程中通过选择来引导寻优方向,最终得到满意的解。

关键词: 多目标优化;选择;遗传算法;权值法

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)11-0064-03

Multi-objective genetic algorithm based on selection

ZHANG Lei, MENG Zhao Xia

(Public Computer Teaching Department, YunCheng University, Yuncheng 044000, China)

Abstract: The use of genetic algorithm to multi-objective optimization problems, whose solutions are uniformly distributed in the objective space. Sometimes the user only wants to get more solutions in the particular region of the objective space. A selection-based multi-objective genetic algorithm was proposed to solve the problems. It directed optimization in the genetic operating based on the user's selection, and made the satisfactory solutions was found.

Key words: multi-objective optimization; selection; genetic algorithm; weighted method

近年来,许多文献^[1-2]都对多目标优化问题(multi-objective optimization problems)进行了研究,重点集中在通过选取适当的适应度值分配策略和选择、交叉及变异算子,使得遗传算法最终搜索到一组均匀分布在整个空间上的最优解。然而,决策者通常只对某一区域内的 Pareto 解感兴趣,希望在某一区域内产生比较稠密的解。因此,在多目标优化遗传算法中加入决策者的决策信息来引导遗传算法的搜索过程,这将提高算法的求解效率,减少计算资源消耗,同时也便于决策者从较少的候选方案中作出最终的决策。

1 基本概念

多目标优化问题可以归结为^[3-4]:寻求一组决策变量,使其在满足约束的条件下,同时优化多个目标函数。在求解多目标优化问题中,多目标遗传优化算法显示了强大的优势。多目标遗传优化算法可分为3类方法^[5]:(1)把多目标问题转化为单目标问题,有加权和方法、 ϵ -约束法、目标规划法等;(2)非基于 Pareto 解的多目标优

化方法(如 VEGA 等);(3)基于 Pareto 解的多目标优化方法,如 MOGA、NPGA、NSGA、NSGA II 等。以下是参考文献给出的多目标优问题的相关定义:

定义1 多目标优化^[6]

多目标优化问题中设有 n 个目标函数, m 个决策变量, q 个约束条件,目标函数约束条件均为决策变量的函数。若为最小化问题,则描述为^[6]:

$$\min y=f(x)=(f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$$

$$\text{s.t.}: h(x)=(h_1(x), h_2(x), \dots, h_q(x)) \leq 0$$

$$x=(x_1, x_2, \dots, x_m) \in X, y=(y_1, y_2, \dots, y_n) \in Y$$

式中 x 是 m 维的决策向量; y 是 n 维的目标向量; X 是变量空间; Y 是目标空间。

定义2 Pareto 优于^[7]

设目标向量取值 $u=(u_1, u_2, \dots, u_m)$ 和目标向量取值 $v=(v_1, v_2, \dots, v_m)$ 同时满足 $\forall i \in \{1, 2, \dots, m\}: u_i \leq v_i$ 且 $\exists i \in \{1, 2, \dots, m\}: u_i < v_i$, 则称 u Pareto 优于 v , 记为 $u < v$ 。

定义3 Pareto 最优解^[8]

* 基金项目: 山西省高校科技开发项目(20091151); 运城学院 2009 年度院级基础研究项目(JC-2009017)

技术与方法 Technique and Method

若 $\neg \exists x \in F$ 使得 $z < w, w = f(x^*) = (w_1, w_2, \dots, w_m)$,
 $z = f(x) = (z_1, z_2, \dots, z_m)$, 则称决策向量 x^* 为多目标优化问题的 Pareto 最优解(也称非劣解)。

2 构造优先级矩阵

在本算法中,构造一个优先级矩阵 $C_{n,m}$,其中 n 是可行解的个数, m 是目标函数的个数,构造优先级矩阵的具体方法如下:

(1)对于所有的可行解 $x^{(i)}(i=1, 2, \dots, n)$,分别计算出相应的目标函数值 $f_j(x^{(i)})(j=1, 2, \dots, m)$;

(2)分别将 $f_1(x^{(i)}), f_2(x^{(i)}), \dots, f_m(x^{(i)})(i=1, 2, \dots, n)$ 升序排序,并将 $x^{(i)}$ 所对应的 $f_m(x^{(i)})$ 在 $f_m(x^{(1)}), f_m(x^{(2)}), \dots, f_m(x^{(n)})$ 中排列序号记录在相应的 $C_{i,m}$ 中;

(3)所有的可行解 $x^{(i)}(i=1, 2, \dots, n)$ 记录完后,形成优先级矩阵 $C_{n,m}$ 。

在遗传操作过程中,对种群个体进行选择时根据 Pareto 优于关系和构造的优先级矩阵关系进行选择操作。

3 算法流程设计

多目标遗传算法的操作步骤设计如下:

(1)初始化:根据优化函数和约束条件,设置种群个体数目 NIND, 进化最大代数 MAXGEN, 变量的个数 NVAR, 用户选择区域中个体数目 VNAR_sel。采用随机产生的方式创建初始种群 Chrom, 并创建一个空的选择区域 Chrom_sel, 设置当前代数 gen=0。

(2)分别计算种群 Chrom 中每个个体的目标值 f_1, f_2, \dots, f_n , 并构造优先级矩阵 $C_{n,m}$, 再根据 Pareto 优于关系和优先级矩阵 $C_{n,m}$ 计算种群中每个个体 i 的 rank(i)值。

(3)依据 rank(i)对种群 Chrom 中的个体运用轮盘赌算法进行选择, 得到 ChromParent, 然后对 ChromParent 进行交叉和变异操作, 得到 ChromSelect, 再将 Chrom 与 ChromSelect 合并, 得到 ChromNew。

(4)依次判断 ChromNew 中的每个个体是否在选择范围内, 即个体的值是否在用户设定的选择区域之内。若在该区域内, 再判断 Chrom_sel 中的个体数量是否已经达到用户设定的最大容量, 若没达到最大容量, 则将其直接添加到 Chrom_sel 中, 若已经达到最大容量, 则对 Chrom_sel 按照优先级关系进行裁剪操作。用当前个体替换 Chrom_sel 中优先级最低的个体, 从而得到新的 Chrom_sel。

(5)分别计算 ChromNew 和 Chrom_sel 中个体的目标函数值, 根据目标函数值构造优先级矩阵, 并根据优先级矩阵计算相应的 rank(i)。

(6)根据 rank(i)对 ChromNew 和 Chrom_sel 进行选择操作, 得到 NIND 个个体作为子代种群 Chrom, 以保持种群中个体数量不变。

(7)将 gen 加 1, 如果 gen ≤ MAXGEN, 则转到步骤(2)继续运行; 否则结束循环。

4 实验分析

多目标优化函数如下:

$$\begin{cases} \min f_1 = \frac{x_1^2}{4} + \frac{x_2^2}{4} \\ \min f_2 = x_1(1-x_2) + 10 \\ \text{s.t. } 1 \leq x_1 \leq 4, 1 \leq x_2 \leq 2 \end{cases}$$

4.1 权值法

采用权值法对多目标函数进行优化, 通常是通过设置目标函数之间的权重系数将 2 个目标转化为 1 个综合目标, 如下所示:

$$\min \omega_1 f_1(x) + \omega_2 f_2(x)$$

其中 x 满足约束条件, 且 $\omega_1 > 0, \omega_2 > 0, \omega_1 + \omega_2 = 1$

对于以上问题, ω_1, ω_2 分别取表 1 所示的不同权值将 2 个目标转化为 1 个目标, 然后用遗传算法进行寻优, 并将寻优结果进行叠加, 如图 1 所示。

表 1 ω_1, ω_2 的不同取值

$\omega_1=1, \omega_2=0$	$\omega_1=0.9, \omega_2=0.1$
$\omega_1=0.8, \omega_2=0.2$	$\omega_1=0.7, \omega_2=0.3$
$\omega_1=0.6, \omega_2=0.4$	$\omega_1=0.5, \omega_2=0.5$
$\omega_1=0.4, \omega_2=0.6$	$\omega_1=0.3, \omega_2=0.7$
$\omega_1=0.2, \omega_2=0.8$	$\omega_1=0.1, \omega_2=0.9$
$\omega_1=0, \omega_2=1$	

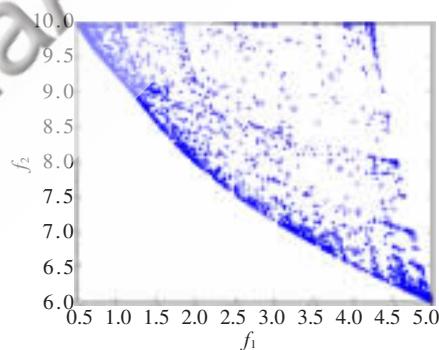


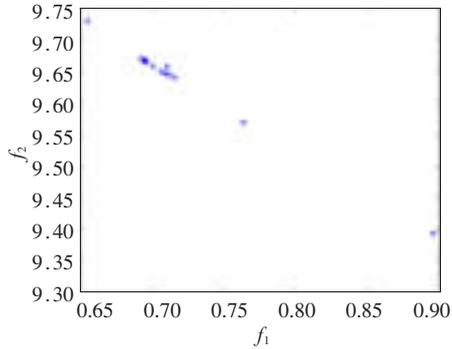
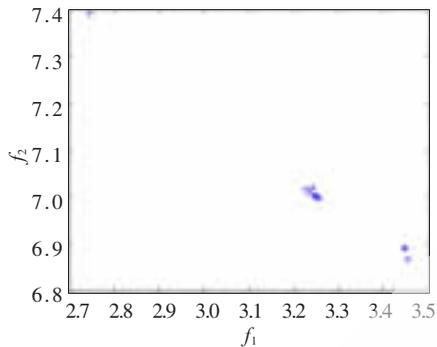
图 1 权值法取不同权值时优化结果

遗传算法的参数设置: 种群规模为 50, 代沟为 0.9, 交叉概率为 0.7, 进化最大代数为 50。其中, 当 $\omega_1=0.6, \omega_2=0.4$ 和 $\omega_1=0.4, \omega_2=0.6$ 时的结果分别如图 2、图 3 所示。

从图 2、图 3 的对比发现, 权值的设置不同, 所产生解的区域也不同, 即改变权值可以改变解的区域。但是, 权值的大小与所产生解的区域在一定程度上是相对固定的, 权值法能够改变区域的办法就是把一个目标函数的权值变大, 相应地把其他目标函数的权值变小。所以, 对于决策者希望在某一固定区域产生比较稠密的 Pareto 解, 权值法很难满足要求。

4.2 基于选择的遗传算法

参数设置: 种群规模为 50, 选择区域设置 $f_1(x) \in$

图2 权值为 $\omega_1=0.6, \omega_2=0.4$ 时的优化结果图3 权值为 $\omega_1=0.4, \omega_2=0.6$ 时的优化结果

$[1.9, 2.1], f_2(x) \in [7.9, 8.1]$, 选择区域中个体容量为 20, 进化最大代数 50, 结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出, 基于选择的多目标遗传算法发挥了比较积极的作用, 满足了决策者的需求。

本算法提出了一种基于选择的多目标遗传算法, 其在遗传操作过程中加入了决策者设置的选择区域, 引导寻优方向, 能够在选择区域内产生比较稠密的 Pareto 解。

参考文献

[1] ABRAHAM A, JAIN L, GOLDBERG R. Evolutionary Multi-objective Optimization: Theoretical Advances and Applica-

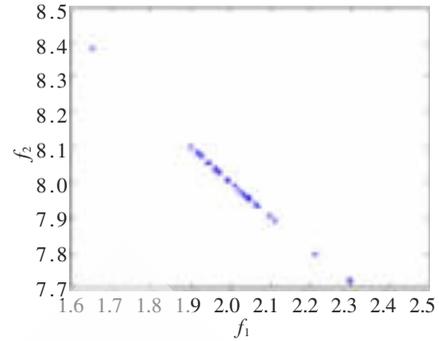


图4 基于遗传算法产生的 Pareto 解

tions [M]. London, UK: Springer-Verlag, 2005.

[2] 马清亮, 胡昌华. 多目标进化算法及其在控制领域中的应用综述[J]. 控制与决策, 2006, 21(5):481-486.

[3] DEB K. Multi-objective genetic algorithms: Problem difficulties and construction of test problems [J]. Evolutionary Computation, 1999, 7(3):205-230.

[4] ZITZLER E, DEB K, THIELE L. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: Empirical results [J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2):173-195.

[5] 商秀芹, 卢建刚, 孙优贤, 等. 一种基于偏好的多目标遗传算法在动态模型参数辨识中的应用 [J]. 化工学报, 2008, 59(7):1620-1624.

[6] CUI X X, LIN C. A preference-based multi-objective concordance genetic algorithm [J]. Journal of Software, 2005, 16(5):761-770.

[7] 敖友云, 迟洪钦. 基于 $(\mu+\lambda)$ 选择策略的多目标优化分段遗传算法 [J]. 计算机工程与科学, 2006, 28(9):91-93.

(收稿日期: 2009-10-15)

作者简介:

张雷, 男, 1980 年生, 硕士, 主要研究方向: 人工智能。

孟朝霞, 女, 1966 年生, 副教授, 主要研究方向: 人工智能, 计算机网络。